

دانشگاه صنعتی امیر کبیر (پلی تکنیک تهران)

دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر کارشناسی ارشد علوم کامپیوتر گرایش داده کاوی پروژه شماره چهار درس داده کاوی

نگارش

حدیث حقشناس جزی

استاد راهنما

مهدى قطعى

استاد مشاور

بهنام یوسفی مهر

آبان ۱۴۰۱

چکیده

در این گزارش هدف این است که با استفاده از دیتای مایکروسافت که شامل داده های GPS از ۱۸۲ نفر در طول ۵ سال میباشد به بررسی و مقایسه ۲ روش کاوش الگوهای پرتکرار بپردازیم. سپس این دو الگوریتم که ۲ شاخه اصلی شناخت الگوهای پرتکرار را برای ما انجام میدهند، با نام های FP-Growth و FP-Growth را بر روی دیتاست پیاده سازی کرده و میزان نتیجه دهی هر کدام را نسبت به مینیمم ساپورت های متفاوت نشان دهیم.

Y	كە	چکید
قدمه	اول ه	فصل
دمه	مة	1-1
پيش پردازش داده	دوم پ	فصل
رفی دیتاست	مع	1-7
ش پردازش داده	پي	۲-۲
پیاده سازی و مقایسه الگوریتم هاها	سوم	فصل
ئوريتم AprioriApriori	الگ	1-4
ئوريتم FP-GrowthFP-Growth	الًا	۲-۳
18	بندى	جمع
جع	و مرا	منابع

		فصل اول
		فصل اول مقدمه
	4	
	4	

مقدمه

به منظور مقایسه روش های کاوش الگوهای تکراری Apriori و FP-Growth بیش پردازش و بررسی دیتاست میپردازیم. این بررسی شامل تبدیل دیتا از فایل های plt به یک فایل csv از طریق pickle میباشد و قسمت پیش پردازش نیز شامل بررسی ستون ها و تفکیک کردن ستون زمان (شامل تاریخ و ساعت دقیق) به تفکیک روز، رند کردن اعداد مختصاتی به ۳ رقم اعشار و حذف داده های با فراوانی پایین تر و ... میباشد. نهایتا با کمک کتابخانه های متفاوت پایتون و اعمال الگوریتم های کاوش و با تغییر مینیمم ساپورت سعی شده است که به یک نتیجه گیری کلی در زمینه مقایسه دو الگوریتم کاوش دست پیدا کنیم.

		فما المف
		فصل دوم
		پیش پردازش داده ها
	6	

۱-۲ معرفی دیتاست

دیتاست مورد بررسی در این پروژه در شرکت مایکروسافت از طریق مرکز تحقیقاتی آسیا جمع آوری شده است، که شامل داده های GPS در کشور از ۱۸۲ نفر در طول سال های ۲۰۱۷ تا ۲۰۱۲ میباشد. در این دیتاست که اطلاعات زمان (روز، ساعت، دقیقه، ثانیه) و مختصات طول و عرض و ارتفاع جغرافیایی میباشد غالبا در هر ۵ الی ۱۰ متر و یا در هر ۱ الی ۵ ثانیه ضبط شده است.

به طور کلی و پس از تبدیل دیتاست به فایل csv شاهد حدود ۲۴ میلیون سطر خواهیم بود که هر سطر نمایانگر یک نقطه بر روی نقشه جغرافیایی میباشد.

۲-۲ پیش پردازش دیتاست

در ابتدا فایل دیتا را به CSV تبدیل میکنیم. اطلاعات کلی دیتاست در تصویر زیر قابل مشاهده است:

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'> Int64Index: 24876978 entries, 0 to 21 Data columns (total 6 columns): Column Dtype time datetime64[ns] lat float64 float64 lon alt float64 label int64 int64 user dtypes: datetime64[ns](1), float64(3), int64(2)

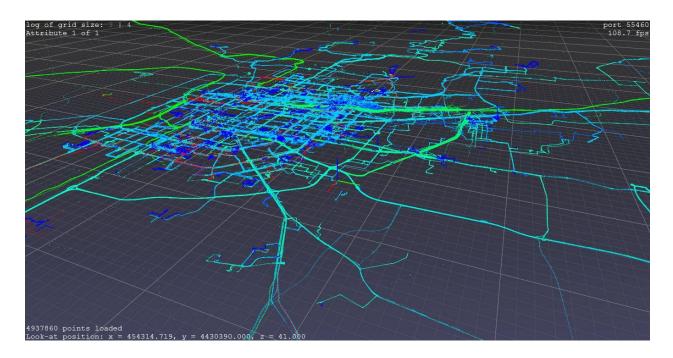
memory usage: 1.3 GB

نمایه کلی دیتاست به شکل زیر است:

time	lat	Ion	alt	label	user
2008-10-23 02:53:04	39.984702	116.318417	492.000000	0	0
2008-10-23 02:53:10	39.984683	116.318450	492.000000	0	0
2008-10-23 02:53:15	39.984686	116.318417	492.000000	0	0
2008-10-23 02:53:20	39.984688	116.318385	492.000000	0	0
2008-10-23 02:53:25	39.984655	116.318263	492.000000	0	0
252	500	2253	0725	\$7773	1550
2008-03-14 03:39:56	40.914867	111.710500	3802.493438	0	181
2008-03-14 03:41:17	40.914267	111.710333	3795.931759	0	181
2008-03-14 03:43:02	40.912467	111.710667	3795.931759	0	181
2008-03-14 03:43:28	40.911517	111.711317	3779.527559	0	181
2008-03-14 03:43:40	40.910933	111.711617	3802.493438	0	181
	2008-10-23 02:53:04 2008-10-23 02:53:10 2008-10-23 02:53:15 2008-10-23 02:53:25 2008-10-23 02:53:25 2008-03-14 03:39:56 2008-03-14 03:43:02 2008-03-14 03:43:28	2008-10-23 02:53:04 39.984702 2008-10-23 02:53:10 39.984683 2008-10-23 02:53:15 39.984686 2008-10-23 02:53:20 39.984688 2008-10-23 02:53:25 39.984655 2008-03-14 03:39:56 40.914867 2008-03-14 03:43:02 40.912467 2008-03-14 03:43:28 40.911517	2008-10-23 02:53:04 39.984702 116.318417 2008-10-23 02:53:10 39.984683 116.318450 2008-10-23 02:53:15 39.984686 116.318417 2008-10-23 02:53:20 39.984688 116.318385 2008-10-23 02:53:25 39.984655 116.318263 	2008-10-23 02:53:04 39.984702 116.318417 492.000000 2008-10-23 02:53:10 39.984683 116.318450 492.000000 2008-10-23 02:53:15 39.984686 116.318417 492.000000 2008-10-23 02:53:20 39.984688 116.318385 492.000000 2008-10-23 02:53:25 39.984655 116.318263 492.000000 2008-03-14 03:39:56 40.914867 111.710500 3802.493438 2008-03-14 03:41:17 40.914267 111.710333 3795.931759 2008-03-14 03:43:28 40.911517 111.711317 3779.527559	2008-10-23 02:53:04 39.984702 116.318417 492.000000 0 2008-10-23 02:53:10 39.984683 116.318450 492.000000 0 2008-10-23 02:53:15 39.984686 116.318417 492.000000 0 2008-10-23 02:53:20 39.984688 116.318385 492.000000 0 2008-10-23 02:53:25 39.984655 116.318263 492.000000 0 2008-03-14 03:39:56 40.914867 111.710500 3802.493438 0 2008-03-14 03:41:17 40.914267 111.710333 3795.931759 0 2008-03-14 03:43:02 40.912467 111.711317 3779.527559 0

24876978 rows × 6 columns

در قسمت بعدی با استفاده از کتابخانه pyproj به بصری سازی داده بر روی جدول مختصات میپردازیم. رنگ های متفاوت در این نقشه نمایانگر لیبل های متفاوت میباشد (موجود در تراجکتوری بعضی اشخاص) که گویای مدل وسیله نقلیه (قطار، اتوبوس، ماشین و یا پیاده) است:



در این دیتاست داده های به صورت نقاط بسیار پراکنده و از دور مسیر های اصلی شهری را نمایش میدهند. به این دلیل که هدف ما پیدا کردن الگوریتم های پرتکرار است این نقاط را که با دقت ۶ رقم اعشار ضبط و ثبت شده اند به ۳ رقم اعشار تقلیل میدهیم.

28 52	2008-10-23 02:53:04					
		39.985	116,318	492.000	0	0
1 2	2008-10-23 02:53:10	39.985	116.318	492.000	0	0
2 2	2008-10-23 02:53:15	39.985	116.318	492.000	0	0
3 2	2008-10-23 02:53:20	39.985	116.318	492.000	0	0
4 2	2008-10-23 02:53:25	39.985	116.318	492.000	0	0
	1.00	2.27	223	1522	5.02	
17 2	2008-03-14 03:39:56	40.915	111.710	3802.493	0	181
18 2	2008-03-14 03:41:17	40.914	111.710	3795.932	0	181
19 2	2008-03-14 03:43:02	40.912	111.711	3795.932	0	181
20 2	2008-03-14 03:43:28	40.912	111.711	3779.528	0	181
21 2	2008-03-14 03:43:40	40.911	111.712	3802.493	0	181

24876978 rows × 6 columns

حالا با توجه به ستون time که شامل اطلاعات زمانی به ترتیب: سال/ ماه / روز / ساعت / دقیقه / ثانیه میباشد بهتر است که برای پردازش بهتر و اینکه جزئیات این اطلاعات به این دقت مورد استفاده ما نیست، اطلاعات این ستون را به تفضیل روز در یک ستون مجزا (Date_D) بیاوریم:

	1 print(df	.head())						
		time	lat	lon	alt	label	user	Date_D
0	2008-10-23	02:53:04	39.984702	116.318417	492.0	0	0	2008-10-23
1	2008-10-23	02:53:10	39.984683	116.318450	492.0	0	0	2008-10-23
2	2008-10-23	02:53:15	39.984686	116.318417	492.0	0	0	2008-10-23
3	2008-10-23	02:53:20	39.984688	116.318385	492.0	0	0	2008-10-23
4	2008-10-23	02:53:25	39.984655	116.318263	492.0	0	0	2008-10-23

مرحله بعدی تبدیل طول و عرض و ارتفاع های داده شده به مختصات میباشد. با این وجود که ما از این موضوع اطلاع داشته ایم که این دیتاست شامل مختصات نقاط میباشند اما به تفکیک در ستون های مجزا آورده شده است لذا نیاز داریم که با تبدیل آنها به مختصات و به اضافه کردن ستون جدید بپردازیم (ارتفاع نقاط به دلیل

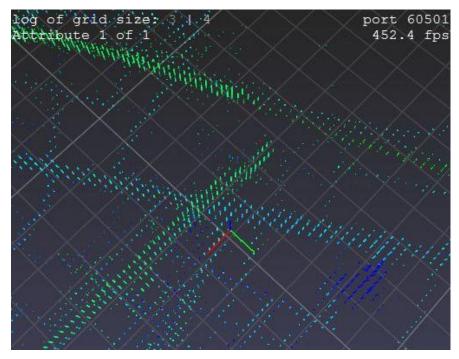
پستی بلندی زمین است و تاثیری روی مسیر ها ندارد به همین دلیل در این مرحله ارتفاع نقاط را در نظر نخواهیم گرفت):

```
1 df['geo'] = df['lat'].astype(str) + '/' + df['lon'].astype(str)
 1 print(df.head())
                                             alt label user
                           lat
                                       lon
                                                                 Date D \
0 2008-10-23 02:53:04 39.984702 116.318417 492.0
                                                           0 2008-10-23
                                                    0
1 2008-10-23 02:53:10 39.984683 116.318450 492.0
                                                           0 2008-10-23
                                                           0 2008-10-23
2 2008-10-23 02:53:15 39.984686 116.318417 492.0
                                                     0
3 2008-10-23 02:53:20 39.984688 116.318385 492.0
                                                      0
                                                           0 2008-10-23
                                                         0 2008-10-23
4 2008-10-23 02:53:25 39.984655 116.318263 492.0
                                                     0
                   geo
0 39.984702/116.318417
  39.984683/116.31845
2 39.984686/116.318417
  39.984688/116.318385
4 39.984655/116.318263
```

اکنون دیتاست را به تفضیل روز به صورت زیر داریم:

```
1 df = df.groupby('Date D')['geo'].apply(set)
 1 print(df)
Date D
2000-01-02
             {39.990964/116.327041, 39.993207/116.326827, 3...
2007-04-12
             {39.98405/116.327016666667, 39.9490833333333/1...
2007-04-13
             {39.9729166666667/116.312016666667, 39.9859/11...
2007-04-14
             {40.0476166666667/116.181266666667, 40.0431/11...
2007-04-15
             {40.1777333333333/116.232883333333, 40.2339833...
2012-07-23
             {39.993026551/116.441454565, 40.031643026/116....
             {39.987286061/116.450479456, 39.985834677/116....
2012-07-24
2012-07-25
             {39.981012325/116.303367057, 39.979676548/116....
2012-07-26
             {39.985295156/116.337938983, 39.992291774/116....
2012-07-27
             {39.989751573/116.443712811, 39.992241512/116....
Name: geo, Length: 1878, dtype: object
```

پیش از رسیدگی به بخش بعدی یک بار دیگر به کمک کتابخانه pyproj دیتاست را رسم میکنیم. و میبینیم که نقاط تراکم بیشتری دارند و به دلیل حذف ۳ رقم اعشار بر روی هم افتاده اند:







۱-۳ الگوریتم Apriori

در زير به ٣ مينيمم ساپورت متفاوت اين الگوريتم پياده سازي شده است:

```
1 from PAMI.frequentPattern.basic import Apriori as alg
 2 db_geo = ("hadis.csv")
 3 seperator=','
 1 minimumSupportCount=2000
 2 obj = alg.Apriori(iFile=db geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator)
                                                                                  #initialize
 3 obj.startMine()
                               #Start the mining process
 4 obj.printResults()
Frequent patterns were generated successfully using Apriori algorithm
Total number of Frequent Patterns: 0
Total Memory in USS: 1119580160
Total Memory in RSS 1144082432
Total ExecutionTime in ms: 185.8395640850067
 1 minimumSupportCount=900
 2 obj = alg.Apriori(iFile=db geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator)
                                                                                  #initialize
 3 obj.startMine()
                               #Start the mining process
 4 obj.printResults()
Frequent patterns were generated successfully using Apriori algorithm
Total number of Frequent Patterns: 8
Total Memory in USS: 1109757952
Total Memory in RSS 1134252032
Total ExecutionTime in ms: 178.2514295578003
 1 minimumSupportCount=800
 2 obj = alg.Apriori(iFile=db_geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator)
                                                                                  #initialize
 3 obj.startMine()
                               #Start the mining process
 4 obj.printResults()
Frequent patterns were generated successfully using Apriori algorithm
Total number of Frequent Patterns: 1059
Total Memory in USS: 1110724608
Total Memory in RSS 1135218688
Total ExecutionTime in ms: 183.05304956436157
```

همانطور که مشاهده میشود با کاهش مینیمم ساپورت از ۲۰۰۰ به ۹۰۰ در ابتدا زمان الگوریتم کاهش داشته است اما با کم کردن مجدد آن به ۸۰۰ دوباره افزایش زمان را شاهد هستیم. میتوان گفت که این الگوریتم زمان پردازش نسبتا طولانی دارد اما بهتر است در ادامه الگوریتم بعدی را نیز بررسی کنیم و سپس به مقایسه بیردازیم.

۳-۳ الگوريتم FP-Growth

در ابتدا با مینیمم ساپورت ۹۰۰ این الگوریتم را امتحان کرده و سیس مینمم ساپورت را پایین تر می آوریم:

```
1 from PAMI.frequentPattern.basic import FPGrowth as alg
 2 db geo = ("hadis.csv")
 3 minimumSupportCount=900 #Users can also specify this constraint between 0 to 1.
 4 seperator=','
 1 obj = alg.FPGrowth(iFile=db geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator) #initialize
 2 obj.startMine()
                              #Start the mining process
 3 obj.printResults()
Frequent patterns were generated successfully using frequentPatternGrowth algorithm
Total number of Frequent Patterns: 8
Total Memory in USS: 4949680128
Total Memory in RSS 4960882688
Total ExecutionTime in ms: 1.6268799304962158
 1 from PAMI.frequentPattern.basic import FPGrowth as alg
 2 db geo = ("hadis.csv")
 3 minimumSupportCount=800 #Users can also specify this constraint between 0 to 1.
 4 seperator=','
 1 obj = alg.FPGrowth(iFile=db geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator)
                                                                                  #initialize
 2 obj.startMine()
                              #Start the mining process
 3 obj.printResults()
Frequent patterns were generated successfully using frequentPatternGrowth algorithm
Total number of Frequent Patterns: 1059
Total Memory in USS: 4950024192
Total Memory in RSS 4961226752
Total ExecutionTime in ms: 3.354097843170166
  1 minimumSupportCount=770
  2 obj = alg.FPGrowth(iFile=db_geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator)
                                                                                  #initialize
  3 obj.startMine()
                             #Start the mining process
 4 obj.printResults()
Frequent patterns were generated successfully using frequentPatternGrowth algorithm
Total number of Frequent Patterns: 11123
Total Memory in USS: 1904967680
Total Memory in RSS 1928757248
Total ExecutionTime in ms: 3.7342867851257324
```

```
minimumSupportCount=740

obj = alg.FPGrowth(iFile=db_geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator) #initialize

obj.startMine() #Start the mining process

obj.printResults()
```

Frequent patterns were generated successfully using frequentPatternGrowth algorithm

Total number of Frequent Patterns: 114094

Total Memory in USS: 1907683328 Total Memory in RSS 1931472896

Total ExecutionTime in ms: 6.54522967338562

```
minimumSupportCount=710

obj = alg.FPGrowth(iFile=db_geo, minSup=minimumSupportCount, sep=seperator) #initialize

obj.startMine() #Start the mining process

obj.printResults()
```

Frequent patterns were generated successfully using frequentPatternGrowth algorithm

Total number of Frequent Patterns: 974864

Total Memory in USS: 2111102976 Total Memory in RSS 2134892544

Total ExecutionTime in ms: 24.95468258857727

همانطور که مشاهده میشود در مینیمم ساپورت ۹۰۰ زمان پردازش این الگوریتم ۱٫۶ ثانیه بوده است و با پایین آوردن مقدار مینیمم ساپورت تا حدود ۷۱۰ این زمان تا حدود ۲۴ ثانیه (از مینیمم ساپورت تا حدود ۷۱۰ این زمان تا حدود که البته به میزان حافظه رم بستگی دارد و لذا بنده در این نقطه الگوریتم را متوقف میکنم.

جمع بندي

در این گزارش به بررسی دیتاست و سپس پیش پردازش آن و پیاده سازی دو الگوریتم کاوش الگو پرداختیم. همانطور که در تصاویر بالا مشاهده در این مقایسه این ۲ الگوریتم، با اختلاف الگوریتم Apriori زمان پردازش زیادتری دارد و میزان بهبود آن در مینیمم ساپورت های متفاوت تغییر چندانی نمیکند. اما در عوض الگوریتم زیادتری دارد و میزان بهبود آن در مینیمم ساپورت های متفاوت تغییر جزئی تر مینیمم ساپورت تفاوت زمان پردازش آشکار تر است. همانطور که مشاهده کردیم در مینیمم ساپورت ۹۰۰، الگوریتم اول زمانی حدود ۱۸۵ ثانیه و الگوریتم دوم حدودا ۱٫۶ ثانیه به طول انجامید که نشان از سریع تر بودن و برتری نسبتی الگوریتم دوم

منابع و مراجع:

- سایت https://heremaps.github.io/pptk/tutorials/viewer/geolife.html
 - استفاده از گزارش های جناب آقایان رافعی و شریفی
 - کمک گرفتن از جناب آقای شریفی در قسمت راهنمایی های کلی برای دستورات

پایان